

코호넨 특징 대응을 이용한 변압기 고장 인식 및 해석

* 윤용한, 김재철, 최도혁
송실대학교 전기공학과

Transformer Fault Recognition and Interpretation Using Kohonen Feature Mapping

* Yong-Han Yoon, Jae-Chul Kim, Do-Hyuk Choi
Department of Electrical Engineering, Soongsil University

Abstract - This paper presents fault recognition and interpretation in power transformers using dissolved gas analysis embedded Kohonen feature mapping. The imprecision of gas ratio analysis in dissolved gas analysis are managed by mapping in accordance with learning of Kohonen neural network. To verify the effectiveness of the proposed system, it has been tested by the historical gas records to power transformers of Korea Electric Power Corporation. More appropriate fault types can support the maintenance personnels to increase the disgnostic performance for fault of power transformers.

때 열 원에 접촉된 절연 재료는 열분해되어 H₂(수소), CH₄(메탄), C₂H₂(아세틸렌), C₂H₄(에틸렌), C₂H₆(에탄), CO(일산화탄소), CO₂(이산화탄소), O₂(산소), N₂(질소) 등의 가스가 발생하며, 발생 가스는 대부분 절연유 중에 용해된다. 그러므로 전력용 변압기에서 절연유를 채취하여 유중 가스를 분석하면 발생 가스, 가스 발생량의 조성에 따라 내부 이상 유무 및 그 정도를 추정할 수 있다. 유중 가스 분석법을 이용한 전력용 변압기 고장 진단 방법으로는 다음과 같은 것이 대표적이다.

- ① 가스 구성비를 이용한 분석[2,3]
- ② 주요 가스를 이용한 분석[4,5]

1. 서론

변압기의 고장 진단 방법으로써 유중 가스 분석법은 절연유 중에 용해되어 있는 가스의 분석으로 내부의 고장 유무 및 고장의 종류를 진단하는 방법으로 1960년대에 연구가 추진되어 1970년대에 실용화 되었으며, 현재 세계적으로 널리 이용되고 있다.[1-4] 그러나 유중 가스 분석법은 변압기 고장 판정 기준과 진단 결과에 영향을 미치는 요인이 다양하기 때문에 현재에도 경험적인 판단으로 처리되고 있다. 또한 지금까지 연구된 결과들은 변압기 고장 진단에 관련된 수학적인 절대 기준을 사용하는 모순이 있으며, 이를 극복하기 위한 지능적인 접근 방법(퍼지 전문가 시스템 및 신경 회로망)에서는 전문가가 결정해야 할 파라미터가 다수 존재하는 문제점이 노출되고 있다.[5-7]

따라서 본 논문에서는 코호넨 신경 회로망의 적용으로 변압기 유중 가스 분석과 고장 인식 및 해석에 관련된 특징을 대응시킨 새로운 변압기 고장 진단 방법을 제안하였다. 제안된 코호넨 신경 회로망을 이용한 변압기 고장 진단 방법은 한국 전력 공사의 변압기 유중 가스 기록으로 효용성을 입증하였다.

2. 유중 가스 분석법

전력용 변압기 내부에서 이상(부분 방전, 아크 방전, 국부 과열 등)이 생기면 반드시 열 발생이 수반된다. 이

와 같은 분석 기준은 전력용 변압기 각각의 전압, 용량, 절연유 열화 방지 방식, 운전 경력에 따라 서로 다르므로 해당 전력용 변압기의 유중 가스 분석 결과에 따라 어떻게 판정하는가는 매우 어려운 문제이다. 그러므로 유중 가스 분석으로 고장 진단을 수행하는데 있어서는 이들 몇 가지 방법을 병용하는 것이 효과적이다.

2.1 가스 구성비를 이용한 분석

유중 가스 분석법의 가스 구성비를 이용하는 분석은 다양하지만 대표적으로 사용되는 것은 IEC[3], Rogers[2], Dornenburg[2] 기준 등이 있다. IEC 기준은 3종류의 가스 구성비를 사용한 것이며, 가스 성분의 비율(C₂H₂/C₂H₄, CH₄/H₂, C₂H₄/C₂H₆)에 따라 코드가 부여된 후 이상의 종류를 결정하는 방법으로 진단 유형의 종류는 총 9종이다. 진단 내용의 종류로는 크게 경년 열화(정상), 부분 방전(방전 사고), 아크 방전(방전 사고), 과열(연도 사고)로 나눌 수 있다. 이 방법은 이상의 유형을 설명할 수 있는 기준이 다양하다는 것에 장점이 있다.

2.2 문제점

가스 구성비 분석을 통하여 전력용 변압기의 고장 진단을 수행할 수 있지만 현장에 적용하기에는 몇 가지 문제점이 있다. 가스 구성비에 의한 분석의 경우는 표 1에 나타난 것과 같은 문제가 발생될 수 있다. 즉, IEC 기준에 기초하여 3종류의 가스 비율 조합으로 코드를 구했

지만 부합되는 진단 유형이 없을 수 있다는 것이다.

표 1. IEC 기준에 의한 가스 구성비 분석의 예

판정		가스량						
		CO ₂	CO	H ₂	CH ₄	C ₂ H ₂	C ₂ H ₄	C ₂ H ₆
		20000	150	50	32	4	110	22
IEC	종류	C ₂ H ₂ /C ₂ H ₄		CH ₄ /H ₂		C ₂ H ₄ /C ₂ H ₆		
	구분							
	비율	0.04		0.64		5.00		
	코드	0		0		2		
판정		unknown						

따라서 표 1과 같은 문제점이 발생되었을 때 판정 불가(unknown)라는 결과보다는 어느 쪽으로 포함될 확률이 큰 지를 파악하는 것이 효과적이다. 본 논문에서는 유종 가스 구성비 분석의 각 진단 내용을 코호넨 신경 회로망으로 학습하여 입력과 출력이 항상 대응될 수 있는 새로운 알고리즘을 제시한다.

3. 코호넨 신경 회로망

신경 회로망은 크게 지도 학습형과 자율 학습형으로 나누어지고, 코호넨 신경 회로망은 입력 패턴에 대하여 정확한 해답을 미리 주지 않고, 자기 스스로 학습하는 자율 학습형의 모델이다. 코호넨 신경 회로망은 오차 역전파 알고리즘의 신경 회로망과는 달리 계층적인 시스템이 아니며 그림 1에서 보는 바와 같이 2개의 층으로 이루어져 있다. 이 신경 회로망의 첫 번째 층은 입력층이고, 두 번째 층은 경쟁층이며 2차원의 격자 구조로 되어 있다. 모든 연결은 첫 번째 층에서 두 번째 층의 방향으로 되어 있으며, 두 번째 층은 완전히 서로 연결되어 있다. 이 뉴런들은 경쟁층에서 고 밀도로 연결되어 있다.[8]

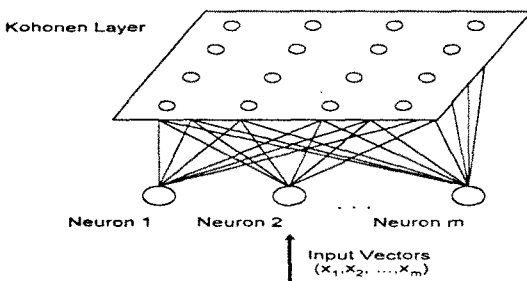


그림 1. 코호넨 신경 회로망의 구조

코호넨 신경 회로망을 구성할 때 다른 신경 회로망에서는 일반적으로 하지 않는 두 가지 작업을 수행해야 한다. 하나는 층내 뉴런의 연결 강도 벡터가 임의의 값을 가지면서 적절하게 초기화되어야 한다. 다른 하나는 연결 강도 벡터와 입력 벡터가 통상에서 1사이의 정규화된 값으로 사용해야 한다. 이와 같은 요인은 코호넨 신경 회로망에 있어서 매우 중요한 과정이다.

코호넨 신경 회로망 학습에서 각 뉴런은 연결 강도 벡터와 입력 벡터가 얼마나 가까운가를 계산한다. 그리고

각 뉴런들은 학습할 수 있는 특권을 부여받기 위해서 서로 경쟁하는데 거리가 가장 가까운 뉴런이 승리하게 된다. 이 승자 뉴런이 출력 신호를 보낼 수 있는 유일한 뉴런이다. 또한 이 유일한 뉴런과 이와 인접한 이웃 뉴런들이 제시된 입력 벡터 대해서 학습이 허용된다. 코호넨 신경 회로망의 학습 철학은 '승자 독점(winner take all)'으로써 승자만이 출력을 낼 수 있으며, 승자와 그의 이웃들이 그들의 연결 강도를 조정할 수 있다. 생물학적인 모델로 디자인된 코호넨 신경 회로망 시스템은 층내에서 경쟁하는 스킴(scheme)인 측면 제어를 사용한다.

승자 뉴런을 결정하고 난 후에는 코호넨 신경 회로망의 학습 규칙에 따라 뉴런의 연결 강도를 조정해야 한다. 이 규칙은 다음 식으로 표현된다.

$$W_{new} = W_{old} + \alpha(X - W_{old}) \quad (1)$$

여기서, W_{old} 는 조정되기 이전의 연결 강도 벡터이며, W_{new} 는 조정된 후의 새로운 연결 강도 벡터이고, X 는 입력 패턴 벡터이며, α 는 학습 상수이다.

4. 사례 연구

제안한 시스템의 효용성을 검증하기 위해서 본 논문에서는 한국 전력 공사의 협조로 취득한 1991년부터 1995년 사이의 전력용 변압기 유종 가스 데이터를 사례 연구의 대상으로 선정하였다. 그림 2는 전력용 변압기의 입력 데이터(가스 구성비)와 출력 결과(사고 원인) 사이의 대응된 학습 상태를 나타낸 것이고, 표 2는 그 때의 코호넨 신경 회로망에 관계된 파라미터를 정리한 것이다. 표 3에서 표 5까지는 대표적인 사례 연구를 나타낸 것이고, 표 6는 각 사례 연구에 대한 코호넨 신경 회로망의 뉴런 반응 결과를 나타낸 것이다. 참고적으로 코호넨 신경 회로망의 뉴런 반응의 결정은 유클리드 오차가 가장 작은 것으로 선택하였다.

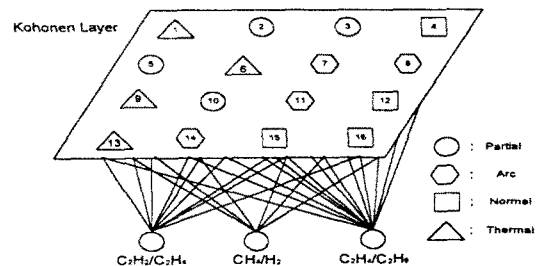


그림 2. 코호넨 신경 회로망의 대응 결과

표 2. 코호넨 신경 회로망에 관계된 파라미터

Initial learning rate	0.5
Initial neighborhood	5
Training patterns	300
Testing patterns	700
Classification rate	92.7[%]

표 3. 사례 연구 1

판정	가스량							
	CO ₂	CO	H ₂	CH ₄	C ₂ H ₂	C ₂ H ₄	C ₂ H ₆	
	709	87	1398	53	14	11	12	
IEC 기준	partial discharge							
Rogers 기준	partial discharge							
제안한 방법	partial discharge							

표 4. 사례 연구 2

판정	가스량							
	CO ₂	CO	H ₂	CH ₄	C ₂ H ₂	C ₂ H ₄	C ₂ H ₆	
	940	138	26	558	0	960	365	
IEC 기준	thermal							
Rogers 기준	unknown							
제안한 방법	thermal							

표 5. 사례 연구 3

판정	가스량							
	CO ₂	CO	H ₂	CH ₄	C ₂ H ₂	C ₂ H ₄	C ₂ H ₆	
	942	30	135	33	76	45	49	
IEC 기준	unknown							
Rogers 기준	unknown							
제안한 방법	arc discharge							

5. 결론

본 논문에서는 코호넨 신경 회로망의 적용으로 변압기 유증 가스 분석과 고장 인식 및 해석에 관련된 특징을 대응시킨 새로운 변압기 고장 진단 방법을 제안하였다. 본 논문에서 제안한 변압기 고장 진단 방법은 입력으로 사용되는 유증 가스 분석 방법으로 가스 구성비 분석(IEC 기준)을 채택하였다. 또한 출력으로 변압기의 고장 유무 및 고장 종류를 결정한 후, 입력과 출력에 관계된 특징을 코호넨 신경 회로망으로 추출하여 그룹화하였다. 따라서 입력된 유증 가스 분석 결과에 따라 변압기 진단 결과(고장 유무 인식 및 해석)가 제시되도록 구성하였다. 제안된 코호넨 신경 회로망을 이용한 변압기 고장 진단 방법은 한국 전력 공사의 변압기 유증 가스 기록으로 호응성을 입증하였다. 따라서 유증 가스 분석만으로 현실성 있는 변압기 진단 및 상태 추정이 가능하게 되었고, 이것의 적용으로 적절한 유지 및 보수 대책 방안을 제시할 수 있게 되었다.

본 연구는 기초전력공학공동연구소 과제 번호 94-지정-10의 "부분 방전 계측을 이용한 전력 설비 예방 진단 시스템"에 따른 연구비로 수행되었음

[참고문헌]

[1] P. S. Pugh and H. H. Wagner, "Detection of Incipient Faults in Transformer by Gas Analysis," *AIEE Transactions*, Vol. 80, pp. 189-195, June 1961.

표 6. 코호넨 신경 회로망의 뉴런 반응 결과

뉴런	Case 1	Case 2	Case 3
1	0.2436	0.0399	0.2858
2	0.1246	0.1420	0.1657
3	0.0425	0.4163	0.1576
4	0.1423	0.5694	0.3045
5	0.2146	0.1557	0.1359
6	0.1635	0.3080	0.0493
7	0.1575	0.4848	0.2184
8	0.2249	0.6234	0.0324
9	0.1342	0.3172	0.1644
10	0.2616	0.3875	0.2606
11	0.3065	0.5298	0.4942
12	0.4684	0.7416	0.0673
13	0.2928	0.3549	0.1854
14	0.1684	0.4648	0.0673
15	0.6816	0.6893	0.4377
16	0.5612	0.8262	0.5873

[2] R. R. Rogers, "IEEE And IEC Codes to Interpret Incipient Faults In Transformers Using Gas in Oil Analysis," *IEEE Transactions on Electrical Insulation*, Vol. 13, No. 5, pp. 349-354, October 1978.

[3] IEC Publication 599-1978, Interpretation of The Analysis of Gases in Transformers and Other Oil-Filled Electrical Equipment in Service

[4] J. J. Kelly, "Transformer Fault Diagnosis by Dissolved-Gas Analysis," *IEEE Transactions on Industry Application*, Vol. 16, No. 6, pp. 777-782, November 1980.

[5] C. E. Lin, J. M. Ling, and C. L. Huang, "An Expert System for Transformer Fault Diagnosis Using Dissolved Gas Analysis," *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. 8, No. 1, pp. 231-238, January 1993.

[6] K. Tomsovic, M. Tapper, and T. Ingvarsson, "A Fuzzy information Approach to Integrating Different Transformer Diagnostic Methods," *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. 8, No. 3, pp. 1638-1646, July 1993.

[7] 김재철 외, "유증 가스 분석을 이용한 전력용 변압기 고장 진단 전문가 시스템," *조명.전기설비학회지*, Vol. 11, No. 2, pp. 80-88, April 1997.

[8] Jae-Chul Kim, "Expert System for Fault Diagnosis of Transformer," *Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems*, Vol. 7, No. 1, pp. 45-53, March 1997.